Iranian Food Science and Technology Research Journal
Vol. 14, No. 5, Dec- Jan 2019, p. 725-741

نشریه پژوهشهای علوم و صنایع غذایی ایران
جلد 14، شماره 5، آذر- دی 1397، ص. 741-725

پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه بادمجان در خشک‌کن پیوسته با استفاده از روش‌های جدید

محمد کاوه*[1]- رضا امیری چایجان[2]- یوسف عباسپور گیلانده[3]- ترحم مصری گندشمن[4]

تاریخ دریافت: 1396/04/23
تاریخ پذیرش: 1396/12/24

چکیده

در این پژوهش، به‌منظور برآورد خواص خشک‌کردن بادمجان در یک خشک‌کن پیوسته از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات (PSO) و الگوریتم گرگ خاکستری (GWO) استفاده شد. فرآیند خشک‌کردن در سه سطح دمایی (45، 60 و 75°C)، سه سطح سرعت هوا (1 و 1/5 و 2 m/s) و سه سطح سرعت خطی تسمه (2/5، 6/5 و 10/5 mm/s) در یک خشک‌کن پیوسته صورت گرفت که این سه پارامتر به‌عنوان ورودی در پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه، در مدل‌های ANN، PSO و GWO مورد استفاده قرار گرفت. آزمایش‌ها برای خشک کردن بادمجان از رطوبت (%d.b.) 1025 تا زمانی که رطوبت نهایی به (%d.b.) 10 رسید انجام گرفت. با توجه به نتایج به‌دست آمده، بیشترین مقدار ضریب پخش رطوبت موثر (D_{eff}) برای بادمجان ($1/14\times10^{-8}$ m²/s) حاصل شد. همچنین کمترین مقدار انرژی مصرفی ویژه (SEC) 130/62 MJ/kg به‌دست آمد. پس از آن 27 نمونه آماده با توجه به استانداردهای مربوطه و مجموعه داده‌ها به‌دست آمد. سپس با توجه به چندین شاخص عملکرد، از جمله ضریب تعیین (R^2)، میانگین مربعات خطا (MSE) و میانگین خطای مطلق (MAE)، مدل‌ها مورد بررسی و مقایسه قرار گرفتند و بهترین مدل پیش‌بینی انتخاب شد. با توجه به نتایج به‌دست آمده مقدار R^2 برای مدل GWO به‌ترتیب 0/9996 و 0/9994 برای ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی نشان‌دهنده برتر بودن مدل GWO نسبت به سایر مدل‌ها می‌باشد، در حالی که این مقادیر به‌ترتیب 0/9992 و 0/9991 برای PSO و 0/9990 و 0/9988 برای ANN به‌دست آمد. نتایج نشان داد که مدل GWO دارای ظرفیت بیشتری برای پیش‌بینی D_{eff} و SEC در مقایسه با دیگر مدل‌ها می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: بادمجان، ضریب پخش رطوبت موثر، انرژی مصرفی ویژه، ANN، PSO و GWO.

مقدمه

بادمجان (*Solanum melongena* L) یکی از مهم‌ترین سبزیجات در بازار کشورهای آسیایی و حوزه دریای مدیترانه می‌باشد. ایران یکی از بزرگترین تولیدکنندگان بادمجان در جهان محسوب می‌شود (FAO, 2010). بادمجان حاوی انواع مواد شیمیایی گیاهی مانند فنولیک و فلاونوئیدها می‌باشد. از نظر آنتی‌اکسیدان و ترکیبات فنلی در میان 10 سبزیجات از رتبه بالایی برخوردار می‌باشد (Amiri Chayjan and Kaveh, 2016).

با این حال در حالت عادی عمر مفید بادمجان برای نگهداری بسیار محدود می‌باشد. بنابراین برای نگهداری این نوع محصولات سبزی از روش‌های متداول خشک‌کردن برای حفظ انبارمانی و کیفیت نهایی آن‌ها می‌توان استفاده نمود. خشک شده این محصولات با داشتن خواص دارویی مختلف در انواع مختلف غذاها از جمله سوپ، سس و غیره مورد استفاده قرار می‌گیرند.

خشک کردن یکی از قدیمی‌ترین روش‌های مورد استفاده برای نگهداری مواد غذایی، میوه ها و سبزیجات می‌باشد. در طی فرآیند خشک کردن، آب از ماده غذایی یا محصول کشاورزی خارج شده و در نتیجه امکان رشد میکروارگانیسم‌ها و ایجاد واکنش‌های شیمیایی نامطلوب به حداقل رسیده و مدت زمان نگهداری مواد غذایی، میوه‌ها و سبزیجات افزایش می‌یابد (Beigi, 2017). مطالعات متعددی در مورد خشک‌کردن محصولات کشاورزی با خشک کن پیوسته مانند هویج (Aghbashlo *et al.*, 2011)، سیب‌زمینی (Aghbashlo *et al.*, 2009a)، هویج (Aghbashlo *et*

1- دانشجوی دکترای مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران
2- دانشیار، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه بوعلی سینا، همدان.
3- استاد، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه شهید محقق اردبیلی.
4- دانشیار، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه شهید محقق اردبیلی.
(*- نویسنده مسئول: Email: sirwankaweh@uma.ac.ir)
DOI: 10.22067/ifstrj.v14i5.66106

(*al*., 2009b)، شلغم (Kaveh and Amir Chayjan, 2017) و بنـه (Amiri Chayjan *et al*., 2017) انجام شده است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) یک تکنیک محاسبات نـرم با الهام از پردازش اطلاعات مغز انسان است که برای حل بسـیاری از مشکلات رشته‌های مهندسی با موفقیت عمل کرده است. ایده اصـلی این شبکه‌ها با الهام از سلول‌های مغزی انسان است که برای پردازش داده‌ها به منظور یادگیری و ایجاد دانـش اسـت. پـردازش اطلاعـات توسط سیستم پردازش چند عنصری ساده که بصورت به‌هم پیوسـته هستند و به‌عنوان گره‌ها یا سلول‌های عصبی در لایه شـبکه شـناخته شده‌اند (Hajihassani *et al*., 2014). شبکه‌های عصبی است توسط سه ویژگی توصیف می‌شود: 1) الگوی ارتباط بین سلول‌های عصـبی (شبکه معماری) ، 2) اسـتفاده از روش تعیـین وزن و ارتباطـات بـین نرون‌ها (الگوریتم آموزش) و 3) تابع فعال‌سازی (وضـعیت قرارگیـری هر یک از نورون است کـه یـک تـابع از ورودی دریافـت مـی‌کنـد). شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) یک روش بهینه‌سازی بـا رونـد آموزش است و هدف آن پیدا کردن مجموعه‌ای از وزن‌هـا بـرای بـه حداقل رساندن اندازه‌گیری خطا (Saghatforoush *et al*., 2016).

الگوریتم‌های فرا ابتکاری به سه دسته اصلی طبقه‌بندی می شوند:

1) الگوریتم‌های مبتنی بر فیزیـک: بازپخـت شـبیه‌سـازی شـده (SA)، الگوریتم جستجوی گرانشـی (GSA)، الگـوریتم بهینـه‌سـازی واکنش شیمیایی مصنوعی (ACROA)

2) الگوریتم هوش گروهی (SI): الگـوریتم الهـام گرفتـه خفـاش (BA)، بهینه‌سازی کلونی مورچه (ACO)، بهینه‌سازی ازدحـام ذرات (PSO) و کلونی زنبور عسل مصنوعی (ABC)

3) الگوریتم‌های تکاملی: تکامل تفاضلی (DE)، الگوریتم ژنتیـک (GA)، گرگ خاکستری بهینه‌ساز (GWO) و استراتژی تکامل (ES)) (Amirsadri *et al*., 2017).

هوش جمعی خاصیتی است سیسـتماتیک کـه در ایـن سیسـتم، عامل‌ها به‌طور محلی با هم همکاری می‌نمایند و رفتار جمعـی تمـام عامل‌ها، باعث یک همگرایی در نقطـه‌ای نزدیـک بـه جـواب بهینـه سراسری می‌شود. نقطه قوت این الگوریتم عدم نیاز بـه یـک کنتـرل سراسری می‌باشد. هـر ذره (عامـل) خـود مختـاری نسـبی دارد کـه می‌تواند در سراسر فضای جواب‌ها حرکت کند و می بایست بـا سـایر ذرات (عامل‌ها) همکاری داشته باشد. از الگوریتم‌های مشـهور هـوش جمعی، بهینه‌سازی توده ذرات و الگوریتم گرگ خاکستری می‌باشند.

الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات برای اولـین بـار در سـال 1995 توسط Kennedy and Eberhart بـه‌عنـوان یـک روش جسـتجوی غیرقطعی برای بهینه‌سازی تابعی مطرح گشت. این الگوریتم از حرکت دسته جمعی پرندگانی که به دنبال غذا می‌باشند الهام گرفته شده است (Ghasemi, 2016). الگـوریتم PSO یـک الگـوریتم جسـتجوی اجتماعی است که از روی رفتار اجتماعی دسته‌های پرندگان و مـاهی مدل شده است. این الگوریتم به‌منظور کشف الگوهای حاکم بر پـرواز همزمان پرندگان و تغییر ناگهانی مسیر آنها و تغییر شکل بهینه‌دسته به‌کار گرفتـه مـی‌شـود. در PSO، ذرات در فضـای جسـتجو جـاری می‌شوند. تغییر مکان ذرات در فضای جستجو تحـت تـأثیر تجربـه و دانش خودشان و همسایگانشان است. بنابراین موقعیـت دیگـر تـوده ذرات روی چگـونگی جسـتجوی یـک ذره اثـر مـی‌گـذارد. نتیجـه مدل‌سازی این رفتار اجتماعی، فرآیند جستجویی است کـه ذرات بـه سمت نواحی موفق میل می‌کنند. ذرات از یکـدیگر مـی‌آموزنـد و بـر مبنای دانش به‌دست آمده به سمت بهترین همسایگان خود می‌روند. اساس کار PSO بر این اصل استوار است که در هـر لحظـه هـر ذره مکان خود را در فضای جستجو با توجه به بهترین مکانی که تاکنون در آن قرار گرفته است و بهترین مکـانی کـه در کـل همسـایگی‌اش وجود دارد، تنظیم می‌کند (Kamboj, 2016).

الگـوریتم بهینـه‌سـازی گـرگ خاکسـتری (GWO) الگـوریتم فراابتکاری است که بـرای اولـین بـار توسـط میرجلیلـی و همکـاران (2014) توسـعه یافتـه اسـت (Mirjalili *et al*., 2014). الگـوریتم GWO تقلید رفتار شکار گرگ خاکسـتری در طبیعـت اسـت. روش GWO الهام گرفته از گرگ خاکستری (Canis Lupus) متعلـق بـه خانواده سگ‌سانان می‌باشد. گرگ خاکستری در یک زندگی بسته و به اندازه یک گروه 5-12 می باشند (Medjahed *et al*., 2016). رهبر گروه که نام آلفا است و مسئول تصمیم‌گیری در مورد: کـار، خـواب، مکان و ... می‌باشد. گرگ دوم به نام بتا که در تصمیم‌گیری به گرگ آلفا کمک می‌کند. گرگ بتا باید به آلفا احتـرام بگـذارد. پـایین‌تـرین رتبه‌بندی گرگ خاکستری امگا نام دارد و وظیفه آن دادن اطلاعات به گرگ‌های بالاتر و حالت سپر بلا را دارد. بقیه گرگ خاکسـتری دلتـا نامیده می‌شود و بر گرگ امگا تسلط دارد. نقش گرگ دلتا بـه‌عنـوان پیشـاهنگان، نگهبانـان بزرگـان و شـکارچیان قلمـداد مـی‌شـود (Sulaiman *et al*., 2015).

روند شکار گرگ خاکستری بـه شـرح زیـر اسـت (Medjahed *et al*., 2016):

(الف) پیگیری، تعقیب و نزدیک شدن به طعمه، (ب) محاصـره و آزار و اذیت طعمه و (ج) حمله به سمت طعمه.

استفاده از شبکه‌های عصبی مصـنوعی توسـط محققـین زیـادی برای خصوصیات خشک‌کردن محصـولات کشـاورزی اسـتفاده شـده است از جمله: Amiri Chayjan و همکاران (2014) برای پیش‌بینـی نرخ ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه آلبالو با استفاده از خشک‌کن مادون‌قرمز، Fazaeli و همکاران (2010) برای پیش‌بینی خصوصیات فیزیکوشیمیایی توت با اسـتفاده از خشـک‌کـن پاششـی، Ghaderi و همکاران (2012) برای پـیش‌بینـی نـرخ خشـک‌کـردن، نسـبت رطوبـت خشـک‌کـردن قـارچ بـا اسـتفاده از خشـک‌کـن مـایکروویو- خـلاء و Kaveh و Amiri Chayjan (2015)، بـرای

پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر، انرژی مصرفی ویژه، چروکیدگی، نرخ خشک‌کردن و نسبت رطوبت بنه با استفاده از خشک‌کن بستر سیال از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده نمودند. در حالی که استفاده از الگوریتم‌های GWO و PSO در پیش‌بینی فرآیند خشک‌کردن هنوز مورد استفاده قرار نگرفته‌اند.

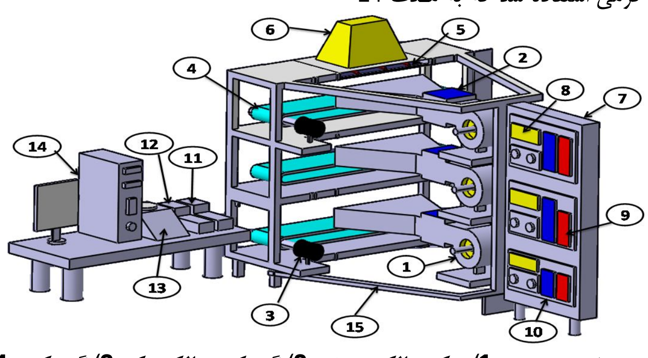
با این حال با توجه به مطالعات صورت گرفته، بررسی‌ای در مورد فرآیند خشک‌کردن بادمجان با خشک‌کن پیوسته همچنین تخمین پارامترهای خشک‌کردن آن‌ها با شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم بهینه‌سازی ذرات و الگوریتم گرگ خاکستری صورت نگرفته است. با توجه به ضرورت‌های بیان شده هدف از این پژوهش، تعیین و پیش‌بینی مشخصه‌های خشک‌کردن از جمله ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه بادمجان پس از خشک‌کردن با خشک‌کن پیوسته با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، الگوریتم بهینه‌سازی ذرات (PSO) و الگوریتم گرگ خاکستری (GWO) می‌باشد.

مواد و روش‌ها

بادمجان تازه با درجه رسیدگی و رنگ یکنواخت از بازار محلی در شهر همدان خریداری و تهیه گردید. برای جلوگیری از کاهش رطوبت اولیه محصولات، نمونه‌های مورد آزمایش، تا زمان انجام شروع آزمایش‌ها داخل دو پلاستیک به‌صورت جداگانه، در داخل یخچال با دمای 1±4°C نگهداری شد. برای انجام آزمایش‌ها، به‌منظور رسیدن به دمای اتاق، نمونه‌ها دو ساعت قبل از برش‌زدن از یخچال خارج می‌شدند. نمونه‌ها با استفاده از دستگاه کاتر از مقطع عرضی با ضخامت سه میلی‌متر برش داده می‌شد. برای تعیین رطوبت اولیه بادمجان از نمونه‌های ورقه‌ای 20 گرمی استفاده شد که به مدت 24 ساعت در دمای 70°C با استفاده از روش آون داغ مقدار رطوبت اولیه بادمجان به‌دست آمد (Amiri Chayjan and Kaveh 2016). رطوبت اولیه بادمجان با روش آون داغ به (1025 (%d.b. محاسبه شد.

خشک‌کن آزمایشگاهی و تجهیزات مورد استفاده

برای انجام آزمایش‌ها از یک خشک‌کن پیوسته نیمه صنعتی موجود در گروه مهندسی بیوسیستم دانشگاه بوعلی سینا همدان استفاده گردید. نمای شماتیک خشک‌کن مورد استفاده در شکل 1 نشان داده شده است. دستگاه خشک‌کن دارای سه طبقه می‌باشد که در هر طبقه دمای هوای ورودی، سرعت هوای ورودی و سرعت حرکت تسمه قابل تغییر هستند. هر طبقه شامل یک دمنده گریز از مرکز قابل تنظیم با قدرت یک اسب و میزان چرخش 3000 دور بر دقیقه بود. نمونه‌های بادمجان برای طی یک سیکل بایستی هر سه طبقه را طی کند. اصول کلی کار این دستگاه بدین صورت می‌باشد که مواد بعد از وارد شدن به ابتدای طبقه اول در مدت زمان مشخص با توجه به سرعت تسمه حرکت کرده و سپس تحت تأثیر وزن خود وارد طبقه دوم می‌شوند و به همین ترتیب از طبقه دوم به طبقه سوم می‌روند. بین طبقات صفحه‌های شیبدار فلزی قرار داده شده تا مواد را برای ورود به هر طبقه هدایت کنند. سرعت دمنده‌ها توسط اینورتر دلتا نوع S کنترل می شد. دمای ورودی محفظه خشک‌کن در هر طبقه توسط 16 المنت حرارت با توان 4/8 کیلووات تامین و توسط ترموستات (آتبین، ایران) با قابلیت تفکیک 0/1±°C کنترل می‌شد. کانال هوای ورودی برای توزیع یکنواخت هوای گرم در داخل محفظه خشک‌کن طراح شد. برای جلوگیری از هدررفت گرما، از عایق پلی‌اورتان در بدنه خشک کن استفاده شد.



شکل 1- شماتیک خشک‌کن پیوسته نیمه صنعتی: 1) پنکه و الکتروموتور 2) گرم‌کننده الکتریکی 3) گیربکس 4) تسمه 5) لامپ مادون‌قرمز 6) محل خروج هوا و رطوبت 7) صفحه کنترل 8) صفحه کنترل سرعت تسمه 9) اینورتر و ترموستات 10) سنسور دما و رطوبت 11) دماسنج 12) رطوبت‌سنج 13) تراز 14) کامپیوتر 15) شاسی

تسمه¬های مورد استفاده در خشک کن مخصوص مواد غذایی است و توسط یک موتور با توان یک اسب بخار و میزان چرخش 700 دور در دقیقه در جعبه دنده (VF86 1/100، ایران) که توسط اینورتر دلتا نوع B کنترل می¬شد، به چرخش در می آمدند. ابعاد خشک¬کن (ارتفاع 2/5 متر، طول 2 متر و عرض آن 50 سانتی متر) بود همچنین عرض تسمه‌ها 20 سانتی‌متر و طول آن در هر طبقه

150 سانتی متر بود. بادمجان در سطح لایه های بیرونی رطوبت قابل توجهی دارد، از این رو در مرحله اول از اشعه مادون قرمز استفاده شده است که برای کاهش بیشتر رطوبت سطحی کاربرد دارد. برای توزین نمونه¬ها در حین مراحل خشک-کردن از یک ترازوی دیجیتال (AND GF- 600، ژاپن) با درجه تفکیک 0/001 گرم استفاده شد. برای اندازه¬گیری سرعت هوای ورودی به محفظه خشک¬کن، از یک بادسنج پره¬ای (YK-Lutron, 80AM) ساخت کشور تایوان مورد استفاده قرار گرفت. برای اندازه¬گیری دمای محیط و محفظه خشک¬کن و همچنین رطوبت نسبی هوا، از دستگاه رطوبت سنج-دماسنج لوترون (Lutron, YK-2005RH, Taiwan) استفاده شد. آزمایشها در سه سطح دمایی 45، 60 و 75 درجه سلسیوس و سرعت هوای 1، 1/5 و 2 متر بر ثانیه و سرعت تسمه 2/5، 6/5 و 10/5 میلی‌متر بر ثانیه انجام شد

نحوه انجام آزمایش

قبل از شروع آزمایش‌ها، دستگاه خشک‌کن به مدت نیم ساعت برای رسیدن به شرایط تعادل پایدار زودتر روشن می‌شد. آزمایش‌ها با برش‌های بادمجان با ضخامت سه میلی متر در سه سطح دمایی (45، 60 و 75°C) و سه سطح سرعت هوا ورودی (1 و 1/5 و 2 m/s) و سه سطح سرعت خطی تسمه (2/5، 6/5 و 10/5 mm/s) صورت گرفت و تغییرات وزنی آن‌ها در فواصل زمانی مشخص، با استفاده از ترازوی دیجیتالی ثبت گردید. در نهایت تمامی فرآیند آزمایش‌ها از رطوبت اولیه (1025 (%d.b. برای بادمجان تا زمانی که رطوبت نهایی بادمجان به (10 (%d.b. می‌رسید متوقف می‌شد. تمامی آزمایش‌ها در سه تکرار انجام گرفت. برای سرعت تسمه 2/5 میلی‌متر بر ثانیه یک دور حرکت تسمه 10 دقیقه، برای سرعت 6/5 میلی‌متر بر ثانیه (3/84 دقیقه) و برای یک دور سرعت 10/5 میلی‌متر بر ثانیه (2/38 دقیقه) طول کشید.

برازش منحنی‌های خشک کردن

نسبت رطوبت با توجه به رطوبت اولیه، رطوبت تعادلی و رطوبت نمونه‌ها در هر لحظه در طول خشک‌کردن بادمجان به‌وسیله رابطه (1) محاسبه گردید (Junqueira *et al*., 2017):

$$MR = \frac{M_a - M_e}{M_o - M_e} \qquad (1)$$

که در آن MR نسبت رطوبت (بدون بعد)، M_0 نسبت رطوبت در زمان t، M_a و M_e به‌ترتیب، رطوبت اولیه و رطوبت تعادلی بر پایه خشک (d.b.) می‌باشند.

برای زمان‌های طولانی خشک شدن در خشک‌کن پیوسته، مقدار M_e در مقایسه با مقادیر M_0 و M_a خیلی کوچک می‌باشد بنابراین این رابطه از فرم زیر پیروی می‌کند (Darici and Sen, 2015):

$$MR = \frac{M_a}{M_o} \qquad (2)$$

تعیین ضریب پخش رطوبت موثر

قانون دوم فیک برای شرایط لایه نازک در بادمجان با فرض ناچیز بودن اثرات دما و مجموع گرادیان فشار می‌توان انتقال رطوبت در مرحله نزولی فرآیند خشک‌کردن را توصیف کند. با فرض اینکه در فرآیند خشک‌کردن بادمجان، ضریب پخش رطوبت موثر ثابت و شعاعی است می‌توان مقدار آن را از رابطه 3 محاسبه نمود (Kaveh and Amiri Chayjan., 2017):

$$MR = \frac{M_a - M_e}{M_o - M_e} = \frac{8}{\pi^2}\sum_{n=1}^{\infty}\frac{1}{(2n+1)}\exp\left(-(2n+1)^2\pi^2\frac{D_{eff}\frac{x}{U_r}}{4L^2}\right) \qquad (3)$$

$$\ln(MR) = \ln\left(\frac{M_a - M_e}{M_o - M_e}\right) = \ln\left(\frac{8}{\pi^2}\right) - \left(\frac{D_{eff}\pi^2\frac{x}{U_r}}{4L^2}\right) \qquad (4)$$

(5)5

که در آن n تعداد جملات معادله (1، 2، 3 ...)، L نصف ضخامت نمونه‌ها (m) و D_{eff} ضریب پخش رطوبت موثر (m²/s)، x موقعیت روی تسمه (m) و U_r سرعت حرکت تسمه (m/s) است. وقتی t افزایش می‌یابد، تمام جملات به غیر از جمله اول، صفر می‌شوند و با لگاریتم‌گیری از طرفین خواهیم داشت (Aghbashlo *et al*., 2011; Amiri Chayjan *et al*., 2017):

$$MR = \left(\frac{8}{\pi^2}\right)\exp\left(-\frac{\pi^2 D_{eff}\frac{x}{U_r}}{4L^2}\right) \quad (5)$$

با رسم $\ln(MR)$ نسبت به زمان و مساوی قرار دادن این شیب با ضریب $\frac{x}{U_r}$ در رابطه (3)، ضریب نفوذ را می‌توان از رابطه (6) به‌دست آورد.

$$K_1 = \left(\frac{D_{eff}\pi^2}{r^2}\right) \quad (6)$$

تعیین انرژی مصرفی ویژه

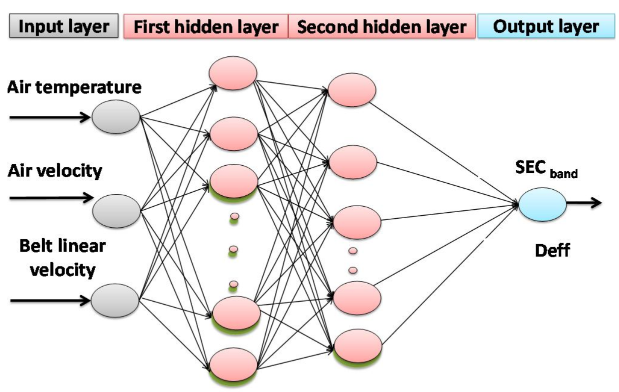
انرژی مصرفی ویژه مورد نیاز برای خارج کردن یک کیلوگرم آب از محصولات بادمجان با استفاده از خشک‌کن پیوسته به‌عنوان انرژی مصرفی ویژه (SEC_{band}) بیان می‌گردد و برای محصول بادمجان در خشک‌کن پیوسته از رابطه زیر به‌دست می‌آید (Kaveh and Amiri Chayjn., 2017):

$$SEC_{band} = Qt\frac{(T_{in}-T_{am})}{m_v V_h}(C_{pa}+C_{pv}h_a) \quad (7)$$

که در آن SEC_{band} انرژی مصرفی ویژه خشک‌کن پیوسته (J/kg)، Q هوای ورودی به اتاق خشک‌کن (m³/min)، t مان کل خشک‌کردن (دقیقه) T_{in} و T_{am} به‌ترتیب دمای ورودی به خشک‌کن و دمای محیط، m_v مقدار انتقال جرم (kg) و V_h حجم ویژه هوا (m³/kg)، C_{pa} و C_{pv} به‌ترتیب ظرفیت گرمایی ویژه بخار و هوا (J/kg°C) 1004/16 و 1828/8)، h_a رطوبت مطلق هوا (kg vapor/kg dry air) می باشد.

طراحی روند آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی

ساختار عمومی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه در شکل 2 نشان داده شده است. از این شبکه برای پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه با سه نرون در لایه اول که برابر با تعداد ورودی‌ها از جمله دمای هوای ورودی، سرعت هوای ورودی و سرعت خطی تسمه بوده است استفاده شد. همچنین در لایه خروجی از یک نرون (ضریب پخش رطوبت موثر یا انرژی مصرفی ویژه) استفاده شد.



شکل 2- ساختار ANN با دو لایه پنهان

یک شبکه پرسپترون دو و سه لایه با توابع فعال‌سازی مختلف برای تعیین ساختار مطلوب مورد آزمایش قرار گرفت. تعداد نرون‌های لایه میانی (یک لایه و دو لایه) از سه تا 20 تغییر داده شدند. به‌منظور پردازش داده‌های مورد آزمایش از دو شبکه پس انتشار پیش‌خور (Feed Forward Back Propagation (FFBP)) و پس‌انتشار پیشرو (Cascad Forward Back Propagation (CFBP)) استفاده شد. همچنین از الگوریتم‌های آموزش لونبرگ-مارکوارت (Levenberg-Marquardt (LM)) و تنظیم بیزی (Bayesian Regulation (BR)) برای بهنگام‌سازی وزن‌های شبکه‌های مورد نظر به‌کار گرفته شد.

در طی فرآیند آموزش، شبکه‌های عصبی مصنوعی به کمک داده‌های آموزشی، ارتباط بین نرون‌ها را در هر چرخه آموزش فرا می‌گیرند تا این مقادیر پیش‌بینی‌شده به مقادیر خروجی مطلوب نزدیک شوند و مقادیر خطای حاصل از مقادیر خطای مشخص‌شده کمتر گردد. پارامترهای ترکیبی مانند تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌ها، تعداد چرخه آموزش، در طی فرآیند آموزش شبکه و به روش آزمون و خطا تعیین می‌شوند. از نرم‌افزار Neural Network Toolbox MATLAB (ver4.01) نیز برای انجام تحلیل‌ها برای

طراحی و ارزیابی شبکه‌های عصبی مصنوعی مختلف و پیش‌بینی پارامترهای خشک‌کردن استفاده شد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی از چندین لایه تشکیل می‌شوند. لایه‌های ابتدایی و انتهایی به‌ترتیب لایه ورودی و لایه خروجی نام دارند. همچنین بین این دو لایه ممکن است یک یا دو لایه پنهان وجود داشته باشند. خروجی شبکه X_j به‌صورت زیر مدل می‌شود (Mahjoorian *et al.*, , 2017):

$$X_j = \sum_{i=1}^{N} W_{ij} \times Y_i + b_j \qquad (8)$$

برای شبکه‌های پس‌انتشار، N تعداد نرون‌های لایه خروجی، W_{ij} وزن بین لایه i و j، Yi خروجی نرون iام و b_j مقدار بایاس نرون لایه j ام است. طی فرآیند آموزش این وزن‌ها و مقادیر ثابتی که با آن‌ها جمع می‌شود اصطلاحاً بایاس نامیده می‌شوند، به‌طور پی در پی تغییر می‌کند تا خطا به کمترین مقدار خود برسد. پس از محاسبه هر X_j، شبکه تحت یک تابع فعال‌سازی شروع به اصلاح آن می‌کند. برای بهینه‌سازی ساختار شبکه از سه تابع فعال‌سازی تابع سیگموئید لگاریتمی (LOG)، تابع خطی (PUR) و تانژانت هایپربولیک سیگموئید (TAN) استفاده شد.

الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات (PSO)

PSO یک روش بهینه‌سازی اکتشافی استاندارد با الهام از رفتار اجتماعی تعاملی برخی از گونه‌های حیوانات به‌عنوان مثال، پرندگان و ماهی که به یک منبع غذایی هجوم می‌آورند (Chakraborty *et al.*, 2016). درPSO، پرنده به‌عنوان یک راه حل ممکن در فضا به جستجو می‌پردازد. بهینه‌سازی با قرار دادن یک تابع تناسب شناخته شده برای تمام پرندگان به‌عنوان ذره انجام شد. Hasanipanah و همکاران (2016) بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) به‌عنوان یک الگوریتم مبتنی بر جمعیت معرفی کرد که رفتارشناختی و اجتماعی از ازدحام در PSO است. مزایای استفاده از PSO: 1) یک الگوریتم سریع و آسان برای درک و پیاده‌سازی، 2) یک روش بهینه‌سازی کارآمد برای نگهداری و 3) نیاز به حافظه کمی برای محاسبات و داشتن چند پارامتر برای تنظیم در مقایسه با الگوریتم ژنتیک

PSO شامل گروهی از ذرات که در جستجو برای بهترین موقعیت، شامل بهترین شرایط شخصی (P_{best}) و جمعی (g_{best})، بر این اساس بهترین راه حل برای حل مسایل می‌باشد (Karakuzu *et al.*, 2016). به‌عبارت دیگر، در هر بار تکرار، هر ذره در جهت بهترین و موقعیت خودش حرکت می‌کند. معادلات جبری است که موقعیت و سرعت یک پرنده در طول روند در حال اجرا را توصیف می‌کنند (Hasanipanah *et al.*, 2016):

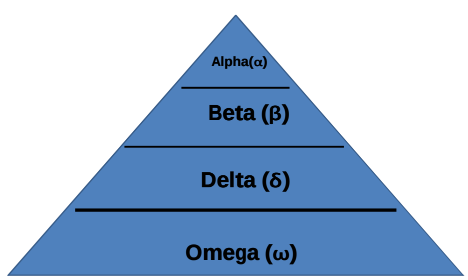
$$V_{new} = w*V + C_1 r_1 (P_{best} - X) + C_2 r_2 (g_{best} - X) \qquad (9)$$

$$X_{new} = X + V_{new} \qquad (10)$$

که در آن V_{new} و X_{new} سرعت بعدی و موقعیت ذره می باشند. w ضریب وزن سرعت فعلی می‌باشد. r_1 و r_2 اعداد تصادفی در بازه [0 و 1] می باشد. C_1 و C_2 به ترتیب ضریب وزنی از بهترین موقعیت فردی و بهترین موقعیت جمعی که تاکنون داشته‌اند.

الگوریتم گرگ خاکستری (GWO)

در این بخش، مدل‌های ریاضی سلسله مراتب اجتماعی، ردیابی، محاصره و حمله به طعمه ارائه شده است. سلسله مراتب رهبران و ساز و شکار گرگ خاکستری در شکل 3 نشان داده شده است. به‌منظور مدل‌سازی ریاضی سلسله مراتب اجتماعی از گرگ ها در هنگام طراحی GWO، بهترین راه حل به‌عنوان آلفا (α). بهترین راه حل دوم و سوم به‌ترتیب بتا (β) و دلتا (δ) نام دارند. بقیه راه حل‌ها امگا (ω) فرض می‌شود. در الگوریتم GWO شکار (بهینه‌سازی) توسط α، β و δ هدایت می‌شود. و گرگ‌های ω این سه گرگ را دنبال می‌کنند.



شکل 3- هرم سلسله مراتب گرگ خاکستری

با توجه به اطلاعات فوق، گرگ خاکستری در طی محاصره طعمه را شکار می‌کند برای مدل سازی ریاضی رفتار محاصره، معادلات زیر ارائه شده است (Amirsadri *et al*., 2017).

$$\vec{D} = \left| \vec{C}.\vec{X}_{prey}(t) - \vec{X}_{GWolf}\,t \right| \quad (11)$$

$$\vec{X}_{GWolf}(t+1) = \vec{X}_{prey}(t) - \vec{A}.\vec{D} \quad (12)$$

که در آن t تعداد تکرار را نشان می‌دهد. $\vec{A}$ و $\vec{C}$ ضریب بردار هستند. $\vec{X}_{pery}$ بردار موقعیت از طعمه است. بردارهای $\vec{A}$ و $\vec{C}$ به‌صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$\vec{A} = 2\vec{a}.\vec{r}_1 - \vec{a} \quad (13)$$

$$\vec{C} = 2.r^2 \quad (14)$$

$\vec{X}_{GWolf}$ موقعیت یک گرگ خاکستری را نشان می‌دهد. که در آن اجزاء $\vec{a}$ در طول دوره تکرار از 2 به 0 کاهش می یابد. و $\vec{r}_1$, $\vec{r}_2$ بردارهای تصادفی بین صفر و 1 هستند. بنابراین، یک گرگ خاکستری می‌تواند موقعیت خود را در داخل فضای اطراف طعمه در هر مکان تصادفی با استفاده از معادلات (13) و (14) به‌روز رسانی کند.

همانطور که در بالا ذکر شد، گرگ‌های آلفا، بتا و دلتا مسئول روند شکار می‌باشند و بقیه گرگ‌ها آنها را دنبال می‌کنند. به زبان ریاضی، گرگ‌ها موقعیت خود را با استفاده از معادلات زیر به‌روزرسانی می‌کنند (Medjahed *et al*., 2016).

$$\vec{D}_\alpha = \left| \vec{C}_4.\vec{X}_\alpha - \vec{X} \right| \quad (15)$$

$$\vec{D}_\beta = \left| \vec{C}_5.\vec{X}_\beta - \vec{X} \right|$$

$$\vec{D}_\delta = \left| \vec{C}_6.\vec{X}_\delta - \vec{X} \right|$$

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A_1}.D_\alpha \quad (16)$$

$$\vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A_2}.D_\beta$$

$$X_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A_3}.D_\delta$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (17)$$

که در آن C_6 C_5 C_4 بردارهای تصادفی می‌باشند. X موقعیت راه‌حل را در هر لحظه می‌دهد. X_α موقعیت گرگ آلفا، X_β موقعیت گرگ بتا و X_δ موقعیت گرگ دلتا را نشان می‌دهد. A_3 A_2 A_1 بردارهای تصادفی هستند. t تعداد تکرارها می‌باشد.

اصولاً عدم پیش‌پردازش داده‌ها باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود. برای دوری از چنین شرایطی و همچنین به منظور یکسان‌سازی ارزش داده‌ها برای ANN، PSO و GWO، عمل نرمال‌سازی انجام می‌شود که این کار مانع از کوچک شدن بیش از حد وزن‌ها می‌گردد. برای نرمال‌سازی داده‌های مورد استفاده از رابطه (18) بهره گرفته شد (Armaghani *et al*., 2017).

$$X_n = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (18)$$

که در آن X_n مقدار نرمال شده پارامتر، X_i مقدار واقعی هر پارامتر، $X_{\max}$ بیشینه مقدار پارامتر مورد نظر و $X_{\min}$ کمینه مقدار پارامتر مورد نظر می‌باشند.

جدول 1، مختصری از پارامترهای ورودی (مرز و سطوح) ANN، PSO و GWO را نشان می‌دهد. به‌منظور بررسی و ارزیابی شبکه‌های مختلف، پایگاه داده‌ای به دو دسته آموزش و ارزیابی تقسیم شد. حدود 25% کل الگوها به‌طور تصادفی برای ارزیابی شبکه‌های آموزش‌دیده و بقیه داده‌ها (75%) به‌منظور آموزش شبکه انتخاب شدند. برای پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه تعداد 27 داده استفاده شد که حدود 25 درصد داده‌ها (8 داده) به‌طور تصادفی برای ارزیابی شبکه آموزش دیده مورد استفاده قرار گرفت.

شاخص‌های کمی بسیاری جهت ارزیابی کارکرد ANN، PSO و GWO مورد استفاده قرار می‌گیرند. معیارهای از جمله ضریب تبیین (همبستگی) (R^2)، شاخص میانگین مربعات خطا (MSE)، میانگین خطای مطلق (MAE) برای تعیین کیفیت عملکرد مدل‌ها در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته شده‌اند.

جدول 1- خلاصه ای از پارامترهای ورودی و خروجی برای ANN، PSO و GWO

پارامتر	نماد	واحد	رده	حداقل	حداکثر
دمای هوای ورودی	T_c	°C	ورودی	45	75
سرعت هوای ورودی	V	m/s	ورودی	1	2
سرعت خطی تسمه	U_b	mm/s	ورودی	2/5	10/5
ضریب پخش رطوبت	D_{eff}	m^2/s	خروجی	$1/13\times10^{-10}$	$3/40\times^{-9}$
انرژی مصرفی ویژه	SEC_{band}	MJ/kg	خروجی	130/62	474/12

شاخص میانگین مربعات خطا، دقت مدل را بر اساس تفاضل بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده، مورد ارزیابی قرار می‌دهد. با توجه به نتایج حاصله، هرچه قدر MSE و MAE به صفر نزدیک‌تر و R^2 به صد نزدیک‌تر باشند، بیانگر اختلاف کمتری بین آن‌ها خواهد بود (Gordan *et al*., 2016):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(X_i - X_p)^2} \tag{19}$$

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^{N}(X_i - X_{mean})^2\right] - \left[\sum_{i=1}^{N}(X_i - X_p)\right]}{\left[\sum_{i=1}^{N}(X_i - X_{mean})^2\right]} \tag{20}$$

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(X_i - X_p\right) \tag{21}$$

در این روابط X_i و X_p به ترتیب مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی‌شده از مقادیر D_{eff} و SEC_{band} هستند. X_{mean} میانگین مقادیر پیش‌بینی و N تعداد کل داده ها می‌باشد.

نتایج و بحث

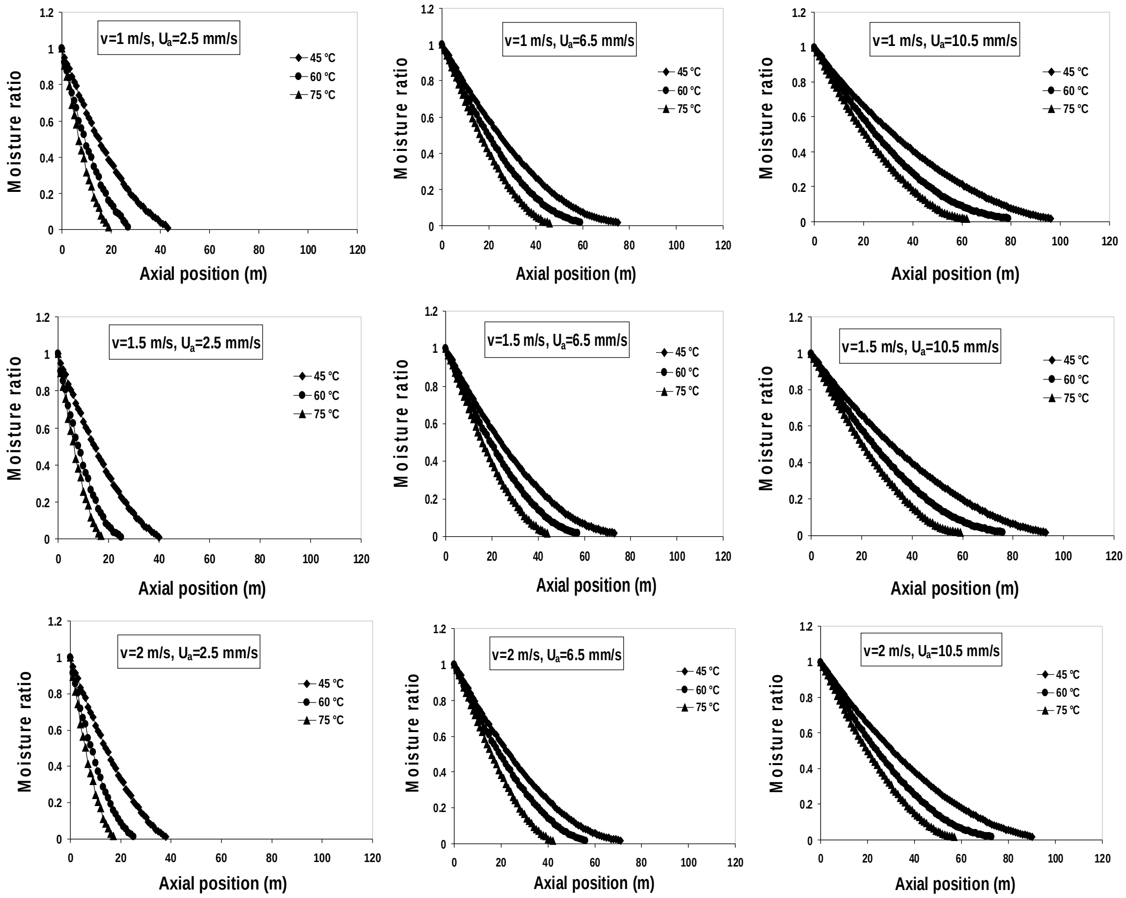
سینتیک خشک‌شدن

محتوای رطوبتی بادمجان حدود 1025 (%d.b.) به‌دست آمد. نمونه‌های بادمجان تا رطوبت 10 (%d.b.) خشک شدند. شکل 4 نمودار مربوط به نسبت رطوبت و فاصله طی شده (m) می‌باشد. با توجه به شکل، نتایج نشان داد که با افزایش سرعت حرکت تسمه، سرعت خروج رطوبت از بادمجان کندتر شده و زمان خشک شدن افزایش یافت. این روند در سرعت‌های بالاتر با شدت بیشتری رخ داد. بر این اساس کمترین فاصله طی شده برای بادمجان در سرعت تسمه 2/5 mm/s اتفاق افتاد و بیشترین فاصله طی شده در سرعت تسمه 10/5 mm/s به دست آمد. برای مثال در دمای 75°C وسرعت هوای ورودی 2 متر بر ثانیه، سرعت تسمه 2/5 تقریبا 70% سریعتر از سرعت تسمه 10/5 خشک شد. یکی از دلایلی که منجر به این اتفاق شد این بود که با کاهش سرعت حرکت تسمه، محصول مدت زمان بیشتری را در دمای درون محفظه نگه داشته می‌شود و باعث کاهش بیشتر میزان رطوبت نمونه‌ها می‌شود. به عبارت دیگر سرعت حرکت تسمه، باعث انتقال بیشتر جرم و حرارت و کاهش رطوبت شدیدتر می‌شود. همچنین با افزایش دمای ورودی، فاصله طی شده بادمجان کاهش یافت به گونه‌ای که طولانی‌ترین فاصله طی شده فرآیند مربوط به خشک‌کردن با دمای 45°C و کوتاه‌ترین فاصله طی شده فرآیند مربوط به دمای 75°C بود. برای مثال در دمای هوای 2 متر بر ثانیه و سرعت تسمه 10/5 میلی‌متر بر ثانیه فاصله طی شده در دمای 75°C، 36% سریعتر از دمای 45°C درجه خشک شد. با این حال میزان کاهش رطوبت، به علت بیشتر شدن انرژی جنبشی مولکول‌ها و افزایش انتقال جرم، افزایش یافت. نتایج مشابهی در خشک‌کردن سیب (Horuz *et al*., 2018)، شلغم (Kaveh and Amiri Chayjan, 2017)، هویج (Aghbashlo *et al*., 2011)، سیب‌زمینی (Aghbashlo *et al*., 2009a) و انار (Doymaz, 2012)گزارش شده است.

ضریب پخش رطوبت موثر

مقادیر ضریب پخش رطوبت موثر (D_{eff}) برای بادمجان توسط معادله (6) محاسبه شد و در جدول (2) نشان داده شده است. معمولاً مقادیر ضریب پخش رطوبت موثر در آزمایش‌ها برای محصولات کشاورزی و مواد غذایی در محدوده بین 10^{-8} و10^{-12} m²/s می‌باشد (Kara and Doymaz, 2015). با توجه به جدول (2) بیشترین و کمترین مقدار ضریب پخش رطوبت موثر برای بادمجان به‌ترتیب $1/14\times10^{-8}$ و $3/40\times10^{-9}$ m²/s به‌دست آمد. بیشترین مقدار ضریب پخش در سرعت تسمه 10/5 mm/s و دمای هوای ورودی 75°C و سرعت هوای ورودی 2 m/s محاسبه شد. در روش خشک کردن پیوسته با افزایش دما و سرعت هوای ورودی و افزایش سرعت تسمه در فرآیند خشک شدن بادمجان، میزان ضریب پخش رطوبت موثر افزایش یافت. کمترین مقادیر ضریب پخش رطوبت موثر در سرعت‌های مختلف هوا در پایین‌ترین دما و کمترین سرعت تسمه بدست آمد و بیشترین ضریب پخش رطوبت موثر مربوط به بالاترین دمای هوای ورودی و بیشترین سرعت حرکت تسمه می‌باشد. ضریب پخش رطوبت موثر به دما و ترکیب مواد بستگی دارد. با افزایش دما در داخل خشک کن پیوسته، میزان ضریب پخش رطوبت موثر افزایش نمود. دلیل وقوع این مسئله تاثیر بارز دمای هوای ورودی در ایجاد جنبش مولکولی، افزایش بخار آب داخل محصولات، افزایش مکش سطحی و کاهش رطوبت تعادلی سطح محصولات در افزایش ضریب پخش رطوبت موثر می‌باشد (Dehghannya *et al*., 2018). نتایج مشابهی در مورد دیگر محصولات کشاورزی هم مشاهده شد که برای شلغم در دماهای ورودی (45، 60 و 75°C)، سرعت هوای ورودی (1، 1/5 و2 m/s) و سرعت خطی تسمه (2/5، 6/5 و 10/5 mm/s) ضریب پخش رطوبت موثر بین $8/37\times10^{-10}$ تا $4/82\times10^{-9}$ m²/s بدست آمد (Kaveh and Amiri Chayjan, 2017). برای بنه در محدوده در دماهای ورودی (45، 60 و75°C)، سرعت هوای ورودی (1، 1/5 و2 m/s) و سرعت خطی تسمه (2/5، 6/5 و 10/5 mm/s) ، ضریب پخش رطوبت موثر بین $6/48\times10^{-11}$ تا $2/34\times10^{-10}$ m²/s بدست آمد (Amiri Chayjan *et al*., 2017). همچنین برای سیب‌زمینی در دماهای ورودی (50، 60 و70°C)، سرعت هوای ورودی (0/5، 1 و1/5 m/s) و سرعت خطی تسمه

(2/38، 2/78 و3/33 mm/s) ضـریب پخـش رطوبـت مـوثر بـین $3/21\times10^{-7}$ تا m^2/s $8/98\times10^{-7}$ حاصل شد (Aghbashlo *et al.*, 2011).



شکل 4- اثر دمای هوای ورودی بر نسبت رطوبت بادمجان در سطوح مختلف سرعت هوای ورودی و سرعت‌های خطی تسمه در طول فرآیند خشک‌کردن بادمجان

جدول 2- اثر سرعت هوای ورودی، دمای هوای ورودی و سرعت خط تسمه بر ضریب پخش رطوبت (m^2/s) در خشک کردن بادمجان

سرعت هوا (m/s)	2/5-45	6/5-45	10/5-45	2/5-60	6/5-60	10/5-60	2/5-75	6/5-75	10/5-75
1	$3/40\times10^{-9}$	$5/35\times10^{-9}$	$6/32\times10^{-9}$	$5/19\times10^{-9}$	$6/65\times10^{-9}$	$8/27\times10^{-9}$	$6/81\times10^{-9}$	$8/69\times10^{-9}$	$1/05\times10^{-8}$
1/5	$3/73\times10^{-9}$	$5/51\times10^{-9}$	$6/48\times10^{-9}$	$6/16\times10^{-9}$	$6/97\times10^{-9}$	$8/59\times10^{-9}$	$8/43\times10^{-9}$	$8/75\times10^{-9}$	$1/10\times10^{-8}$
2	$3/89\times10^{-9}$	$6/67\times10^{-9}$	$6/65\times10^{-9}$	$6/48\times10^{-9}$	$7/02\times10^{-9}$	$9/08\times10^{-9}$	$8/59\times10^{-9}$	$9/08\times10^{-9}$	$1/14\times10^{-8}$

انرژی مصرفی ویژه

مقادیر مصرف انرژی برای بادمجان در دما و سرعت‌های هـوای ورودی و سرعت تسمه خشک‌کن پیوسته در جـدول (3) نشـان داده شده است. انرژی مصرفی ویژه برای محصول بادمجان در خشک‌کن پیوسته از رابطه (7) محاسبه شد. بیشترین مقدار انرژی مصرفی ویـژه بـرای بادمجـان بـه‌ترتیـب 474/86 MJ/kg در سـرعت تسـمه 2/5mm/s و دمای 75°C و سرعت هـوای ورودی 2 m/s بـه‌دسـت آمد. انرژی مصرفی ویژه مورد نیاز با افـزایش دمـای هـوای ورودی، کاهش پیدا کرد، در صورتی که با افزایش سرعت تسمه، میزان انرژی مصرفی ویژه افزایش پیدا نمود. افزایش دمـای هـوا، آنتـالپی هـوای ورودی را افزایش داده، افزایش آنتالپی میزان انتقال جرم و حـرارت را افزایش میدهد و زمان خشک کردن کاهش پیدا می‌کند و در نتیجـه

مصرف انرژی کاهش پیدا کرد. نتایج مشابه توسط محققین دیگر گزارش شد (Motevali and Tabatabaei, 2017; Khoshtaghaza *et al*., 2015). با افزایش سرعت هوا سطح محصول خنک شده، دمای آن کاهش یافته و زمان خشک‌شدن افزایش می‌یابد. در نتیجه انرژی ویژه مصرفی نیز افزایش پیدا می‌کند. افزایش سرعت تسمه در شرایط ثابت دما و سرعت هوا مدت زمان کلی خشک‌کردن را افزایش می‌داد و با توجه به تأثیر مستقیم زمان در میزان انرژی ویژه مصرفی مقدار آن افزایش پیدا کرد. محققین دیگر در بررسی انرژی ویژه مصرفی به نتایج مشابه دست یافتند (Das and Arora, 2018; Khoshtaghaza *et al*., 2015; Aghbashlo *et al*., 2009b).

جدول 2- اثر سرعت هوا ، دمای هوای ورودی و سرعت خطی تسمه بر انرژی مصرفی ویژه در خشک‌کردن بادمجان

سرعت هوا (m/s)	2/5-45	6/5-45	10/5-45	2/5-60	6/5-60	10/5-60	2/5-75	6/5-75	10/5-75
1	207/95	248/66	263/09	186/71	220/05	251/20	130/62	167/32	186/55
1/5	297/18	357/59	364/39	269/28	318/71	360/80	189/70	243/73	259/86
2	446/21	446/21	474/86	344/47	416/55	463/94	244/77	316/43	330/15

شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه

شبکه‌های عصبی پس‌انتشار پیشرو و پیش‌خور برای پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی با استفاده از 27 الگو آموزش داده شدند. الگوریتم‌ها با استفاده از نگاشت غیرخطی بین پارامترهای ورودی (سرعت تسمه، سرعت هوای ورودی، دمای هوای ورودی) و پارامترهای خروجی (ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی) آموزش داده شدند. تعداد نرون‌های پنهان با اضافه شدن در لایه‌های پنهان به‌جای x و y با استفاده از معماری 3-y-1 و 3-y-x-1 به‌ترتیب برای شبکه با یک و دولایه پنهان تغییر داده شدند.

جدول 4 یک لیست از بهترین شبکه های عصبی با توپولوژی، توابع آستانه و الگوریتم های مختلف کاربردی در پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه بادمجان در خشک‌کن پیوسته را نشان می‌دهد. همانطور که در جدول ذکر شده است، کاربردی‌ترین توپولوژی و توابع آستانه و آموزش مناسب نشان داده شده است. با این حال می توان اظهار داشت که شبکه‌های عصبی یک ابزار قدرتمند برای مدل‌سازی خواص حرارتی خشک کردن بادمجان در شرایط مختلف می‌باشد. که دارای دقت بالا با هزینه و زمان کم می‌باشد.

در میان توپولوژی های مختلف ارائه شده در جدول 4، بهترین نتایج را برای پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت میوه بادمجان با توپولوژی 3-6-5-1 و تابع آستانه TAN -PUR- TAN متعلق به الگوریتم LM می‌باشد که در این ساختار MSE، MAE و R^2 به‌ترتیب $1/13\times10^{-19}$، $2/36\times10^{-3}$ و 0/9618 به‌دست آمد و بهترین نتایج برای انرژی مصرفی ویژه با توپولوژی 3-5-5-1 ، تابع آستانه TAN -TAN- TAN با الگوریتم LM، MSE =0/0852، MAE =0/2144 و R^2 =0/9773 بود.

جدول 4- نتایج روش‌های مختلف ANN در برآورد ضریب پخش رطوبت و انرژی مصرفی ویژه

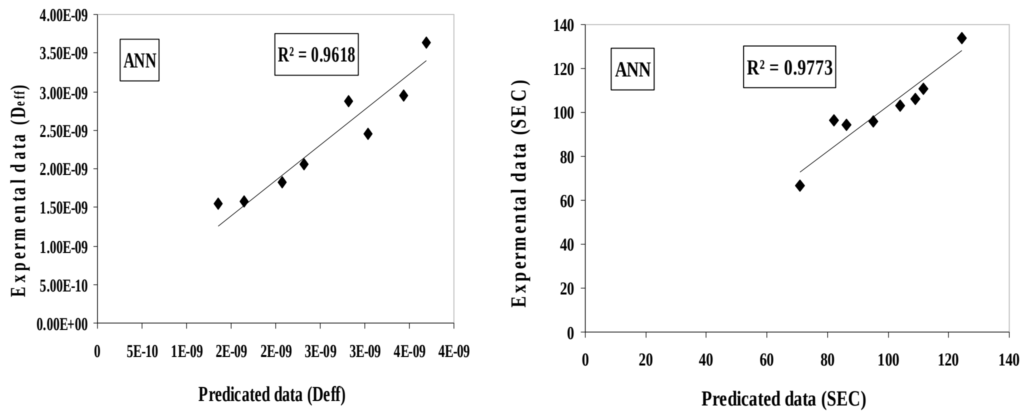
پارامتر	شبکه	الگوریتم	تابع آستانه	تعدا نرون در هر لایه	MSE	R^2	MAE	Epoch
D_{eff}	FFBP	LM	TAN-PUR-TAN	3-6-5-1	$1/13\times10^{-19}$	0/9618	$2/36\times10^{-13}$	129
SEC	FFBP	LM	TAN-TAN-TAN	3-5-5-1	0/08251	0/9773	0/2144	167

شکل 5 نمودار مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی با مقادیر واقعی تجربی مورد نظر را برای ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی را برای خشک‌کن پیوسته بادمجان را نشان می‌دهد. که بر اساس نتایج حاصله، بیشترین مقدار ضریب تبیین برای پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر 0/9618 و برای انرژی مصرفی ویژه 0/9773 به‌دست آمد. پژوهش‌های قبلی در مورد خصوصیات خشک‌کردن محصولات دیگر مانند کدو (Tavakolipour *et al*., 2014) و آلبالو (Motavali *et al*., 2013) نیز با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بیانگر این موضوع می‌باشند.

پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه با استفاده از مدل PSO

PSO یکی از شناخته شده‌ترین روش‌ها برای به‌دست آوردن یک معادله خطی بین یک یا چند پارامتر مستقل و یک پارامتر وابسته) است (Hasanipanah *et al*., 2016). این روش به‌طور خیلی کمی

برای پیش‌بینی برخی از خواص در زمینه‌های خشک‌کردن محصولات کشاورزی استفاده شده است. برنامه نویسی PSO (در محیط نرم‌افزار MATLAB اجرا شد)، چند پارامتر، تعداد ذرات و تکرار، وزن اینرسی، شتاب فردی: C_1 و شتاب اجتماعی: C_2 باید در نظر گرفته شود و بهترین این پارامترها را می‌توان با استفاده از روش آزمون و خطا تعیین کرد. وقتی که MSE حداقل و R^2 حداکثر است، بهترین مقادیر پارامترهای PSO باید به‌دست می‌آید.



شکل 5- پیش‌بینی مقادیر واقعی در مقابل مقادیر آزمایشی ضریب پخش رطوبت (D_{eff}) و انرژی مصرف ویژه (SEC) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

جدول 5 بهترین ارزش‌های PSO را برای پارامترهای مورد استفاده در مقاله حاضر خلاصه نشان می‌دهد. این پارامترها نشان دهنده تعداد ذرات، حداکثر تعداد تکرار، وزن اولیه اینرسی، ضریب یادگیری فردی و ضریب یادگیری اجتماعی است. این پارامترها با روش آزمون و خطا تعیین شده و مقادیر بهینه برای این مطالعه هستند.

جدول 5- مقادیر به‌دست آمده برای پارامترهای PSO

پارامتر	مقادیر
تعداد ذرات	300
تعداد تکرار	1000
ضریب یادگیری فردی (C_1)	0/8167
ضریب یادگیری اجتماعی (C_2)	0/8167
وزن اولیه اینرسی	0/3984

پیش‌بینی پارامترهای ضریب پخش رطوبت و انرژی مصرفی ویژه بادمجان به‌وسیله PSO انجام شد. با توجه به جدول (6) کمترین مقدار میانگین مربعات خطا (MSE) برای پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت و انرژی مصرفی ویژه، به‌ترتیب دارای ($9/21\times10^{-20}$) و (0/06810) به‌دست آمد. بیشترین مقدار ضریب تبیین برای ضریب پخش رطوبت برابر 0/9827 و برای انرژی مصرفی ویژه برابر 0/9890 محاسبه شد.

جدول 6- نتایج روش‌های مختلف PSO در برآورد ضریب پخش رطوبت و انرژی مصرفی ویژه

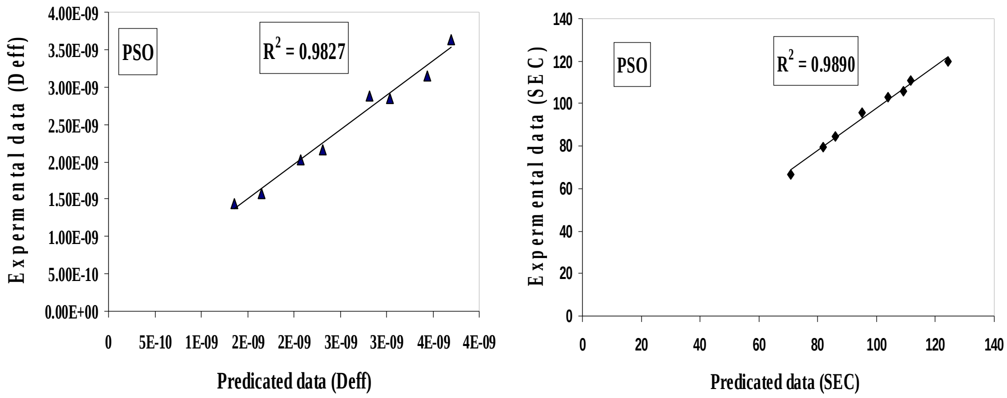
پارامتر	MSE	R^2	MAE
D_{eff}	$9/21\times10^{-20}$	0/9827	$3/44\times10^{-15}$
SEC	0/06810	0/9890	0/1869

شکل 6 بیشترین مقدار ضریب تبیین برای پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه را با استفاده از PSO نشان می‌دهد.

پیش بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه با استفاده از GWO

جدول 7 خلاصه‌ای از بهترین مقادیر GWO شامل تعداد ذرات و حداکثر تعداد تکرار در پیش‌بینی پارامترهای خشک‌شدن بادمجان را نشان می‌دهد. نتایج حاصل از الگوریتم GWO برای پیش‌بینی مجموعه داده‌ها در جدول 8 ارائه شده است. در این جدول کمترین مقدار MSE و بیشترین مقدار R^2 توسط الگوریتم GWO ارائه شده است. الگوریتم GWO ساختار ساده‌ای دارد. با این حال از آن می‌توان برای بسیاری از مشکلات ترکیبی استفاده کرد. شکل 7 نرخ همگرایی GWO برای ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی

ویژه را نشان می‌دهد. با توجه به شکل 7 مقدار ضریب تبیین (R^2) برای ضریب نفوذ رطوبت برابر 0/9915 و برای انرژی مصرفی ویـژه برابر 0/9986 محاسبه شد.



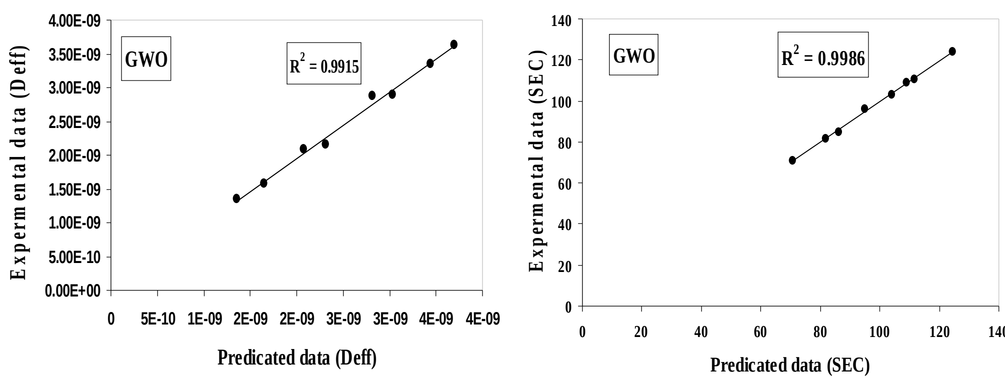
شکل 6- پیش‌بینی مقادیر واقعی در مقابل مقادیر آزمایشی ضریب پخش رطوبت (D_{eff}) و انرژی مصرف ویژه (SEC) با استفاده از PSO

جدول 7- مقادیر به‌دست آمده برای پارامترهای GWO

پارامتر	مقادیر
تعداد ذرات	300
تعداد تکرار	1000

جدول 8- نتایج روش های مختلف GWO در برآورد ضریب پخش رطوبت و انرژی مصرفی ویژه

پارامتر	MSE	R^2	MAE
D_{eff}	9/21×10⁻²²	0/9915	3/44×10⁻¹⁶
SEC	0/00810	0/9986	0/0769



شکل 7- پیش‌بینی مقادیر واقعی در مقابل مقادیر آزمایشی ضریب پخش رطوبت (D_{eff}) و انرژی مصرف ویژه (SEC) با استفاده از GWO

مقایســه شــبکه‌هــای عصــبی مصــنوعی، PSO و GWO در پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه

در مقالـه حاضـر، سـه مـدل، ANN، PSO وGWO ، بـرای پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه در خشک کردن بادمجان، خشک کن پیوسته استفاده شد. به‌منظور اندازه‌گیـری عملکرد از معادلات توسعه‌یافته، سه تـابع آمـاری، بـه‌عنـوان مثـال، میانگین مربع خطا (MSE)، متوسـط خطـای مطلـق (MAE) و ضریب تعیین(R^2) استفاده و محاسبه شد.

جدول 9 مقادیر مدلهای ANN، PSO و GWO را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج جدول 9، دقت مدل GWO در این تحقیق بیشتر از ANN و PSO است. پراکندگی داده‌های اندازه‌گیری شـده واقعـی و داده‌های پیش‌بینی بـرای شـبکه عصـبی مصـنوعی PSO و GWO، به‌ترتیب در شکل‌های 5، 6 و 7 نشان داده شده است. از شکل 5، 6 و 7 مشخص است که پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت مـوثر و انـرژی مصرفی ویژه توسط GWO در مقایسه با شبکه‌های عصبی مصنوعی و PSO به خط °45 نزدیکتـر اسـت. نتیجـه نهـایی یـک الگـوریتم بهینه‌ساز PSO به پارامترهای مهم آن مانند C_1، C_2 و w بسـتگی دارد. اما الگوریتم GWO چنین پارامترهایی ندارد و بنابراین می‌تواند حالت مطلوب‌تری در پیش‌بینی داده‌هـای کارآمـد تـر و قـوی‌تـر در مقایسه با PSO و الگـوریتم‌هـای دیگـری کـه دارای ایـن پارامترهـا هستند، داشته باشد.

شکل‌های 5، 6 و 7 مقایسه مقـادیر پـیش‌بینـی ضـریب پخـش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه با مقادیر خروجی مورد نظر بـرای تجزیه و تحلیل ضریب پخش رطوبت موثر و انـرژی مصـرفی ویـژه خشک کردن پیوسته میوه بادمجان را بـا اسـتفاده از مـدلهای بهینـه سازی GWO ، PSO و ANN نشان می‌دهند. نقاط داده در اطراف یک خط مستقیم 45 درجه، نشان از توانایی هر سه الگوریتم GWO، PSO و ANN در پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت و انرژی مصرفی ویژه از خشک‌کردن پیوسته میوه بادمجان می باشد. کنترل فرآینـد و شبیه‌سازی آن در زمینه فن‌آوری خشک کردن است همیشه یک کار برای به چالش کشیدن مهندسان با توجه به روابط مناسب متغیـر بـا زمان و غیر خطی از خشک‌کردن است .بنابراین، رویکرد الگوریتم‌های جدید یک گزینه جذاب برای روش‌های کلاسیک، که می‌توانـد یـک قدرت برآورد بالاتر داشته باشند و کار با آنها را یک طیف وسیع‌تـری گسترش داد.

جدول 9- مقایسه پیش‌بینی پارامترهای خشک کردن بادمجان با استفاده از ANN، PSO و GWO

SEC			D_{eff}			11
GWO	**PSO**	**ANN**	**GWO**	**PSO**	**ANN**	
0/0081	0/0681	0/0852	9/21×10^{-22}	1/83×10^{-20}	6/88×10^{-19}	*MSE*
0/0769	0/1869	0/2144	3/44×10^{-16}	1/58×10^{-15}	2/36×10^{-13}	*MAE*
0/9986	0/9890	0/9773	0/9915	0/9827	0/9618	R^2

با توجـه بـه معادلـه ریاضـی الگـوریتم GWO، نیمـی از تکـرار اختصاص داده شده به اکتشاف در فضای جستجو می‌باشد. این ترویج اکتشاف از فضای جستجو است کـه منجـر بـه پیـدا کـردن منـاطق جستجو متنوع در طول بهینه‌سازی می‌شود. این مکانیزم بـرای حـل رکود بهینه محلی حتی زمانی که الگـوریتم GWO در مرحلـه بهـره برداری است مفید است. به این دلیل بـرای دقـت‌هـای بـالاتر از راه حل‌های ارائه شده توسط الگوریتم GWO است که این الگـوریتم بـا پارامترهای مجهز به آرامی تعادل اکتشـاف و بهـره‌بـرداری را انجـام می‌دهـد. الگـوریتم GWO همیشـه هـدایت عوامـل جسـتجو بـرای بهره‌برداری از مناطق امید بخش‌ترین فضای جستجو وجود دارد. این مکانیسم GWO به ارائه اکتشاف بسیار خوب، بهره‌بـرداری، اجتنـاب بهینه محلی و همگرایی سریع به‌طور همزمان می‌انجامـد (Song *et al.*, 2015).

نتیجه‌گیری

رفتار خشک شدن بادمجان به‌صورت لایه نازک در خشـک‌کـن پیوسته در سه توان سـرعت تسـمه (2/5، 6/5 و 10/5 mm/s)، سـه دمای هوای ورودی (45، 60 و 75°C) سه سرعت هوای ورودی (1، 1/5 و 2 m/s) بررسی شد. نتایج نشان داد با کاهش سرعت تسـمه و افزایش دمای هوای هـوای ورودی، زمـان خشـک شـدن بادمجـان کاهش می‌یابد. کمترین زمان خشک شدن مربوط به سرعت تسـمه 2/5 mm/s، دمای 70°C و سرعت هوای ورودی 2 m/s بود. ضریب پخش رطوبت موثر در خشک کن پیوسته برای بادمجان $3/40×10^{-9}$ تا $1/14×10^{-8}$ m²/s به‌دست آمـد. کمتـرین مقـدار انـرژی مصـرفی 474/86 MJ/kg حاصل شد. برای پیش‌بینی ضریب پخـش رطوبـت موثر و انرژی مصرفی ویژه، از سه الگـوریتم ANN، PSO و GWO استفاده شد. پیش‌بینی‌های عملکـرد ANN، PSO و GWO از نظـر چندین توابع آماری، یعنی R^2، MSE و MAE بررسـی شـد. بـر اساس نتایج به‌دست آمده، بالاترین ضریب تعیین برای مـدل GWO به‌دست آمد، در حالی که مقدار R^2 مدل‌های PSO بیشتر از ANN بود. از سوی دیگر، با کمترین مقدار خطای میانگین MSE نیز برای مدل GWO به‌دست آمد. به‌عنوان یک نتیجـه‌گیـری، نتـایج نشـان می‌دهد که توانایی GWO در مقایسه با مدل PSO و مدل ANN در پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت و انرژی مصرفی ویژه بیشتر می‌باشد.

منابع

Aghbashlo, M., Kianmehr, M.H., Arabhosseini, A., & Nazghelichi T., 2011, Modelling the carrot thin-layer drying in a semi-industrial continuous band Dryer. *Czech Journal of Food Science*. 29 (5). 528–538.

Aghbashlo, M., Kianmehr, M.H., & Arabhosseini, A., 2009a, Modeling of thin-layer drying of potato slices in length of continuous band dryer. *Energy Conversion and Management*, 50, 1348–1355.

Aghbashlo, M., Kianmehr, M.H., Arabhosseini, A., 2009b, Performance analysis of drying of carrot slices in a semi-industrial continuous band dryer. *Journal of Food Engineering*, 91, 99–108

Amiri Chayjan R., Kaveh M., & Khayati S., 2017, Modeling some thermal and physical characteristics of terebinth fruit under semi industrial continuous drying. *Journal of Food Measurement &Characterization*, 11, 12–23.

Amiri Chayjan, R., & Kaveh M., 2016, Drying characteristics of eggplant (Solanum melongenaL.) slices under microwave-convective drying. *Research in Agricultur Engineering*, 62(4), 170–178.

Amiri Chayjan, R., Kaveh, M., & Khayati, S., 2014, Modeling some drying characteristics of sour cherry (Prunus cerasusL.) under infrared radiation using mathematical models and artificial neural networks. Agricultur *Engineergin International: CIGR Journal*, 16(1), 265-279.

Amirsadri, S., Mousavirad, S.J., & Ebrahimpour-Komleh, H., 2017, A Levy flight-based grey wolf optimizer combined with backpropagation algorithm for neural network training. *Neural Computing & Applications*, DOI 10.1007/s00521-017-2952-5 (In Press).

Armaghani, D.J., Shoib., R.S.N.S.B.R., Faizi, K., & Rashid, A.S.A., 2017, Developing a hybrid PSO–ANN model for estimating the ultimate bearing capacity of rock-socketed piles. *Neural Computing & Applications*, 28(2), 391-405.

Beigi, M., 2017, Mass transfer parameters of celeriac during vacuum drying. *Heat & Mass Transfer*, 53(4), 1327–1334.

Chakraborty, S., Sarma, M., Bora, J., Faisal, S., & Hazarika, M.K., 2016, Generalization of drying kinetics during thin layer drying of paddy. *Agricultur Engineergin International: CIGR Journal*, 18(4), 177-189.

Darici, S., & Sen, S., 2015, Experimental investigation of convective drying kinetics of kiwi under different conditions. *Heat & Mass Transfer*, 51(8), 1167–1176

Das, I., & Arora, A., 2018, Alternate microwave and convective hot air application for rapid mushroom drying. *Journal of Food Engineering*, 223, 208-219.

Dehghannya, J., Hosseinlar, S., & Heshmati M.K., 2018, Multi-stage continuous and intermittent microwave drying of quince fruit coupled with osmotic dehydration and low temperature hot air drying. *Innovative Food Science and Emerging Technologies*. 45, 132-151.

Doymaz, I., 2012. Prediction of drying characteristics of pomegranate arils. *Food Analytical Methods*, 5, 841–848.

F.A.O. Statistics. 2010 www.FAO.org.

Fazaeli, M., Emam-Djomeh, Z., Omid, M., & Kalbasi-Ashtari, A., 2013, Prediction of the physicochemical properties of spray-dried black mulberry (Morus nigra) juice using artificial neural networks. *Food & Bioprocess Technology*, 6, 585–590.

Ghaderi, A., Abbasi, S., Motevali, A., & Minaei, S., 2012, Comparison of mathematical model and artificial neural network for predication of drying kinetics of mushroom in microwave- vacuum dryer. *Chemical Industry & Chemical Engineering Quarterly*, 18 (2), 283–293

Ghasemi, E., 2016, Particle swarm optimization approach for forecasting backbreak induced by bench blasting. *Neural Computing & Applications*, 28(7), 1855- 1862.

Gordan, B., Armaghani, D.J., Hajihassani M., & Monjezi, M., 2016, Prediction of seismic slope stability through combination of particle swarm optimization and neural network. *Engineering with Computers*, 32(1), 85-97.

Hajihassani, M., Jahed Armaghani, D., Sohaei, H., Tonnizam Mohamad, E., & Marto, A., 2014, Prediction of airblast-overpressure induced by blasting using a hybrid artificial neural network and particle swarm optimization. *Applied Acoustics*, 80, 57–67.

Hasanipanah, M., Amnieh, S.B., Arab, H., & Zamzam, M.S., 2016, Feasibility of PSO–ANFIS model to estimate rock fragmentation produced by mine blasting. *Neural Computing & Application*. DOI 10.1007/s00521-016-2746-1(In Press).

Horuz, E., Bozkurt, H., Karataş, H., & Maskan, M., 2018, Simultaneous application of microwave energy and hot air to whole drying process of apple slices: drying kinetics, modeling, temperature profile and energy aspect. *Heat and Mass Transfer*, 54(2), 425-436.

Junqueira, J.R.D.J., Correa, J.L.G., & Ernesto, D.B., 2017, Microwave, convective, and intermittent microwave–convective drying of pulsed vacuum osmodehydrated pumpkin slices. *Journal of Food Processing & Preservation*. DOI: 10.1111/jfpp.13250. (In Press)

Kamboj, V.K., 2016, A novel hybrid PSO–GWO approach for unit commitment Problem. *Neural Computing & Applications*, 27(6), 1643–1655.

Karakuzu, C., Karakaya, F., & Cavuslu, M.A, 2016, FPGA implementation of neuro-fuzzy system with improved PSO learning. *Neural Networks*, 79, 128–140.

Kara, C., & Doymaz, I., 2015, Effective moisture diffusivity determination and mathematical modelling of drying

curves of apple pomace. *Heat and Mass Transfer*, 51(7), 983-989.

Kaveh, M., & Amiri Chayjan, R., 2017, Modeling thin-layer drying of turnip slices under semi-industrial continuous band dryer. *Journal of Food Processing & Preservation*, 41(2), e12778.

Kaveh, M., & Amiri Chayjan, R., 2015, Mathematical and neural network modelling of terebinth fruit under fluidized bed drying. *Research in Agricultur Engineering*, 61(2), 55–65

Kennedy, J, & Eberhart, R., 1995, Particle swarm optimization, IEEE international conference on neural networks, Perth, Australia, 1942–1948.

Khoshtaghaza, M.H., Darvishi, H., & Minaei, S., 2015, Effects of microwave- fluidized bed drying on quality, energy consumption and drying kinetics of soybean kernels. *Journal of Food Science & Technology*, 52(8), 4749-4760

Mahjoorian, A., Mokhtarian, M., Fayyaz, N., Rahmati, F., Sayyadi, S., & Ariaii, P., 2016, Modeling of drying kiwi slices and its sensory evaluation. *Food Science & Nutrition*. 5(3), 466-473.

Motevali, A., Tabatabaei S.R., 2017, A comparison between pollutants and greenhouse gas emissions from operation of different dryers based on energy consumption of power plants. *Journal of Cleaner Production*. 154, 445-461.

Medjahed, S.A., Saadi, T. A., Benyettou, A., & Ouali, M., 2016, Gray Wolf Optimizer for hyperspectral band selection. *Applied Soft Computing*, 40, 178–186.

Mirjalili, S, Mirjalili, V., & Lewis, A., 2014, Grey wolf optimizer. *Advances in Engineering Software*, 69, 46–61.

Motavali, A., Najafi, G.H., Abbasi, S., Minaei, S., & Ghaderi, A., 2013. Microwave–vacuum drying of sour cherry: comparison of mathematical models and artificial neural networks. *Journal of Food Science and Technology,* 50(4), 714–722

Saghatforoush, A., Monjezi, M., Faradonbeh, R.S., & Armaghani, D.J., 2016, Combination of neural network and ant colony optimization algorithms for prediction and optimization of flyrock and back-break induced by blasting. *Engineering with Computers*, 32 (2), 255–266.

Song, X., Tang, L., Zhao, S., Zhang, X., Li, L., & Huang, J., Cai, W., 2015, Grey wolf optimizer for parameter estimation in surface waves. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 75, 147–157.

Sulaiman, M.H., Mustaffab, Z., Mohameda, M.R., & Aliman, O., 2015, Using the gray wolf optimizer for solving optimal reactive power dispatch problem. *Applied Soft Computing*, 32, 286–292.

Tavakolipour, H., Mokhtarian, M., & Kalbasi-Ashtari, A., 2014, Intelligent monitoring of zucchini drying process based on fuzzy expert engine and ANN. *Journal of Food Process Eng*ineering, 37(5), 474- 481

Iranian Food Science and Technology Research Journal
Vol. 14, No. 5, Dec- Jan 2019, p. 725-741

نشریه پژوهشهای علوم و صنایع غذایی ایران
جلد 14، شماره 5، آذر- دی 1397، ص. 741-725

Prediction of effective moisture diffusity and specific energy consumption of eggplant in continuous band drying using some novel methods

M. Kaveh[1*], R. Amiri Chachan[2], Y. Abbaspour Gilandeh[3], T. Mesri[4]

Received: 2017.04.14
Accepted: 2018.03.15

Introduction: Eggplant (*Solanum melongenaL.*) is being cultivated in North America, Asia and the Mediterranean area. Its limited shelf life is one of the important restrictions in the trade of eggplant as a fresh product. Drying is one of the most current methods used to maintenance agricultural products. This process improves the food stability, since it reduces significantly the water and microbiological activity of the material and minimizes physical and chemical changes during its storage. Dynamic modeling of drying characteristics for various agricultural products, including artificial intelligence techniques that include artificial neural networks (ANNs), particle swarm optimization (PSO) and grey wolf optimizer (GWO) Which has attracted a lot of attention recently, because the ability to learn from these systems to detect fruit and vegetable behaviors is a complex process in which mathematical models simply do not apply in recent decades. The main objective of this research was to determine the effective moisture diffusivity, and specific energy consumption of eggplant slices with a semi-industrial continuous band dryer. Moreover, some novel methods including ANN, PSO and GWO as an approximating tools were developed and evaluated for prediction of Deff and SEC of the process.

Materials and methods: Freshly harvested eggplant were purchased from a local market and stored in the refrigerator at about 4°C for experiments. The initial moisture content of eggplant was determined by oven method. About 40 g of eggplant slice (4 mm thickness) with three replicates were dried at 70°C for 24 h. Eggplant slice with average initial moisture content of 10.25% (d.b.) was chosen as the drying material.

The dryer consists of an adjustable centrifugal blower, hot air suction tube, heater, control panel, air channel to uniform distribution of hot air, drying chamber, Belt (20 cm, 200 cm), three inverters (LS, Korea), temperature and humidity sensors, electrical motor, removable upper part, base, shafts, three infrared lamps (Philips, Belgium) and belt guide. The experiments were performed at air temperatures of 45, 60, and 75C, air velocities of 1, 1.5, and 2 m/s, and belt linear speeds of 2.5, 6.5, and 10.5 mm/s. Feed and cascade forward neural networks were used in this study. There are two types of multilayer perceptron neural network. Two training algorithms including LevenbergMarquardt (LM) and Bayesian regulation (BR) back propagation algorithms were used for updating network weights. The PSO is a simple, powerful and metaheuristic technique that can be applied to solve optimization problems. In the PSO model, every solution is showed as a particle that is alike to a bird flying via the space of a potential solution. In order to mathematically model the social governance of wolves when designing Grey Wolf Optimizer (GWO), assume the fittest solution as the alpha (α). Consequently, the second and third best solutions are named beta (β) and delta (δ), respectively.

Results and discussion: In the present study, the application of Artificial Neural Network (ANN), particle swarm optimization (PSO) and grey wolf optimizer (GWO) for predicting the D_{eff} and SEC was investigated. Based on several statistical operates [such as coefficient of correlation (R^2) and mean-square error (MSE), mean absolute error (MAE)], for predicting D_{eff} and SEC was found that the GWO (R^2=0.9915, R^2 =0.9986, Respecively) performs better than the PSO (with R^2=0.9927, R^2=0.9890) and ANN (with R^2= 0.9618, R^2=0.9773) models**.** Drying behavior of eggplant slices at different air temperatures of 45, 60, and 75C, air velocities of 1, 1.5, and 2 m/s and belt linear speeds of 2.5, 6.5, and 10.5 mm/s was studied. The moisture ratio was reduced exponentially with drying time as expected. When the temperature was increased, the drying time eggplant fruit reduced. In other words, at high temperatures, the transfer of heat and mass was higher and the water loss was more excessive. Effective moisture diffusivity and specific energy consumption were

1, 3 and 4.Department of Biosystem Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran
2. Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran.
(* Correspounding athour: sirwankaweh@uma.ac.ir)

calculated after drying of turnip fruit. Maximum values of D_{eff} for eggplant were 1.14×10^{-8} m^2/s. The lowest amount specific energy consumption (SEC) was calculated at the boundary of 130.62 MJ/kg.

Keywords: Eggplant; effective moisture diffusity and specific energy consumption, ANN, PSO, GWO